6Д

УДК 004.8

Д.В. Дроботько[1], А.И. Шевченко[1], В.Ф. Дроботько[2], И.В. Качур[1]
[1]Институт информатики и искусственного интеллекта
ГВУЗ «Донецкий национальный технический университет», г. Донецк, Украина
Украина, 83050, г. Донецк, пр. Б. Хмельницкого, 84
[2]Донецкий физико-технический институт им. А.А. Галкина НАН Украины
Украина, 83114, г. Донецк, ул. Розы Люксембург, 72

Адаптивное фильтрование дрейфа базовой линии нестационарных и нелинейных сигналов на основе метода эмпирического разложения

D.V. Drobotko[1], A.I. Shevchenko[1], V.F. Drobotko[2], I.V. Kachur[1]
[1]Institute of informatics and artificial intelligence DonNTU, Donetsk, Ukraine
Ukraine, 83050, Donetsk, Khmelnytsky ave, 84
[2]A. A. Galkin Donetsk Physical & Technical Institute NAS of Ukraine
Ukraine, 83114, Donetsk, Rosa Luxemburg st., 72

Adaptive Filtration of Baseline Wander of Non-stationary and Nonlinear Signals by Empirical Mode Decomposition

Д.В. Дроботько[1], А.І. Шевченко[1], В.Ф. Дроботько[2], І.В. Качур[1]
[1]Інститут інформатики і штучного інтелекту
ДВНЗ «Донецький національний технічний університет», м. Донецьк, Україна
Україна, 83050, м. Донецьк, пр. Б. Хмельницького, 84
[2]Донецький фізико-технічний інститут ім. А.А. Галкіна НАН України
Україна, 83114, м. Донецьк, вул. Рози Люксембург, 72

Адаптивне фільтрування дрейфу базової лінії нестаціонарних та нелінійних сигналів на підставі методу емпіричного розкладення

В статье рассматривается возможность применения эмпирической модовой декомпозиции (Empirical Mode Decomposition, EMD) для устранения дрейфа базовой линии на примере биомедицинских сигналов – измеряемых в клинике сигналов внутричерепного давления (ВЧД) и электрокардиограммы (ЭКГ). Для устранения нестационарной помехи из нестационарных и нелинейных сигналов используется адаптивное фильтрование на основе градиентного LMS-алгоритма Уидроу-Хоффа (Widrow-Hoff), в котором неизвестный опорный сигнал (вход в адаптивный фильтр) предлагается формировать с помощью внутренних модовых функций (IMF) эмпирического разложения исследуемого сигнала. Предлагаемая схема фильтрования, по сравнению с широко используемыми методами двухшаговой скользяще средней фильтрации, фильтром нижних частот нулевой фазы первого порядка и медианным фильтром, показала эффективное удаление дрейфа базовых линий ВЧД и ЭКГ сигналов без искажения их формы линий.
Ключевые слова: дрейф базовой линии, эмпирическая модовая декомпозиция, внутренние модовые функции, адаптивный фильтр, внутричерепное давление, электрокардиограмма.

The goal of that work is check of the effectiveness of the presented EMD-method and the Widrow-Hoff gradient LMS-method for the baseline wander removal at ICP and electrocardiogram (ECG) signals, and comparison of the suggested method with statistically direct algorithms. The removal of such interference is a very important step in the preprocessing stage of essential medical signals for getting desired signal for clinical diagnoses. At this article a new method signal filtering was presented, in which the reconstruction of the

reference signal is conditioned by lower frequency IMFs. This method does not use any preprocessing and post processing, and does not require prior estimates. The proposed filtering scheme, as compared to the widely used of a two-stage moving-average filter, lowpass-IIR and median filters, showed the effective baseline wander removal of ICP and EKG of signals without distortion of their waveform signals.
Key Words: baseline wander, empirical mode decomposition, intrinsic mode functions, adaptive filter, intracranial pressure, electrocardiogram.

У статті розглядається можливість застосування емпіричної модової декомпозиції (Empirical Mode Decomposition, EMD) для усунення дрейфу базової лінії на прикладі біомедичних сигналів – вимірюваних у клініці сигналів внутрішньочерепного тиску (ВЧТ) і електрокардіограми (ЕКГ). Для усунення нестаціонарної завади з нестаціонарних і нелінійних сигналів використовується адаптивне фільтрування на основі градієнтного LMS-алгоритму Уїдроу-Хоффа (Widrow-Hoff), у якому невідомий опорний сигнал (вхід в адаптивний фільтр) пропонується формувати за допомогою внутрішніх модових функцій (IMF) емпіричного розкладання досліджуваного сигналу. Запропонована схема фільтрування, у порівнянні з широко використовуваними методами двокрокової ковзне середньої фільтрації, фільтром нижніх частот нульової фази першого порядку і медіанним фільтром, показала ефективне усунення дрейфу базових ліній ВЧТ і ЕКГ сигналів без спотворення їх форми ліній.
Ключові слова: дрейф базової лінії, емпірична модова декомпозиція, внутрішні модові функції, адаптивний фільтр, внутрішньочерепний тиск, електрокардіограма.

Введение

Известно, что медицинские сигналы, такие, как электрокардиограмма (ЭКГ) и особенно внутричерепное давление (ВЧД), находятся под влиянием массива предсказуемых и непредсказуемых факторов, которые загрязняют сигнал, в большой степени стохастическими, то есть случайными, компонентами. Артефакты, с которыми обычно сталкиваются, включают дрейф базовой линии, сетевую помеху, физиологические сигналы, произведенные другими органами тела или вызванные мускульными сокращениями, связанными с дыханием, и высокочастотным случайным шумом. Более того, зависимость регистрируемых сигналов ВЧД и ЭКГ от измеряемых медико-биологических параметров в общем случае нелинейная, статистическое моделирование этих сигналов, как оказалось, не принесло большой пользы, несмотря на применение очень сложных математических методов [1]. Для более глубокого понимания диагностической информации при выборе алгоритмов предварительной обработки сигналов следует рассматривать задачу нелинейной фильтрации – формирования оценок параметров, которые нелинейно зависят от информационного процесса.

В последние годы для анализа данных нелинейных и нестационарных процессов эффективно используется новый инструмент – алгоритмы эмпирической модовой декомпозиции (EMD) и спектрального анализа Гильберта под общим названием Hilbert-Huang Transform (HHT). Результаты HHT не имеют ложных гармоник (результатов наложения свойств линейности на нелинейные системы) и не ограничиваются соотношением неопределенности (следствие преобразования Фурье в анализе данных). По сравнению с классическим фурье-анализом и вейвлет-алгоритмами, EMD характеризуется очень высокой степенью адаптации к обработке различных нестационарных сигналов. Эмпирическая модовая декомпозиция позволяет любому сложному сигналу быть разложенным на конечное и обычно очень небольшое количество эмпирических мод (IMFs – Intrinsic Mode Functions), каждая из которых содержит информацию о начальном сигнале [2].

Вопросу фильтрования медицинских сигналов посвящены совсем недавние работы, в которых рассматривается методология исследования производительности EMD в обработке биомедицинских сигналов [3], использование подхода EMD для определения

характеристики зашумленного сердечного звукового сигнала [4] и сигнала электроэнцефалограммы (ЭЭГ) [5]. В статье [6] предложен метод фильтрования сигналов, зашумленных белым гауссовым шумом, основанный на EMD-разложении и простом предположении, что шумовые компоненты, в основном, содержатся в высокочастотных компонентах IMS, и отфильтрованный сигнал должен быть сконструирован из низкочастотных компонент IMS. В работах [7], [8] предложены методы обнаружения и удаления артефактов в респираторных сигналах и сигналах ВЧД.

Целью данной работы является проверка эффективности использования метода EMD и градиентного метода наименьших средних квадратов (LMS), в котором реконструкция опорного сигнала обусловлена низкочастотными компонентами IMS, для удаления базовой линии сигналов ВЧД и ЭКГ, и сравнение этого метода со статистически ориентируемыми алгоритмами.

Эмпирическая модовая декомпозиция (процесс отсеивания)

Эмпирическая модовая декомпозиция была предложена Хуангом и др. [2], [9] для анализа нелинейных и нестационарных сигналов. Отличительной особенностью этого метода разложения является то, что в процессе его адаптации к сигналу он не требует априорных знаний о сигнале. Разложение основано на идее, что любой временной ряд состоит из простых внутренних видов колебаний, каждое из которых имеет одинаковое число экстремумов и нулевых пересечений. Форма волны этих колебаний должна быть симметрична относительно некоторого локального среднего значения. В любой момент времени данные ряда состоят из суперпозиции множества сосуществующих простых видов колебаний. В этой связи анализируемый сигнал опытным путем можно разложить на конечное число скрытых фундаментальных колебательных мод. Эти моды имеют название «внутренние модовые функции» (Intrinsic Mode Functions, IMF's), определяемые, как:

– число локальных экстремумов и число ее переходов через нуль должны быть равными или отличаться самое большее на единицу;

– в любое время t средняя величина «верхней огибающей» локальных максимумов и «нижней огибающей» локальных минимумов является нулем.

В отличие от аналогичного разложения на простые гармонические функции (например, в ряд Фурье) с постоянной амплитудой и частотой, IMF может иметь переменную амплитуду и частоту, как функции времени. Согласно определению IMF, любую функцию можно разложить, используя процесс отсеивания: сначала для получения одной компоненты IMF, затем для всех компонент IMF. Процесс отсеивания осуществляется с помощью алгоритма, включающего следующие шаги:

(1) В любом временном сигнале $x(t)$ идентифицируются все локальные экстремумы.

(2) Все локальные максимумы и минимумы аппроксимируются кубическими сплайновыми линиями соответственно, формируя верхнюю, $u(t)$, и нижнюю, $l(t)$, огибающие.

(3) Вычисляется среднее значение огибающих, $m(t) = [u(t) + l(t)]/2$.

(4) Разность между данными сигнала $x(t)$ и средним значением $m(t)$ принимается за первое приближение к функции IMF, $h(t) = x(t) - m(t)$.

(5) Приближение к IMF проверяется на соответствие IMF и критерий остановки, и определяется как прототип IMF.

(6) Если прототип IMF не удовлетворяет определению IMF, периодически повторяются шаги 1 – 5, пока $h_k(t)$ не удовлетворит определению IMF.

$$\begin{aligned} x(t)-m_1 &= h_1 \\ h_1-m_2 &= h_2 \\ &\dots \\ h_{k-1}-m_k &= h_k \end{aligned}$$

(7) Если h_k действительно удовлетворяет определению IMF, оно принимается как первый компонент IMF, $h_k = c_1(t)$.

(8) Шаги 1 – 7 повторяются на остатке, $r_1 = x(t) - c_1$, где остаток принимается как вторая компонента c_2 IMF. Процесс отсеивания периодически повторяется для всех компонент c_n IMF:

$$\begin{aligned} x(t)-c_1 &= r_1 \\ r_1-c_2 &= r_2 \\ &\dots \\ r_{n-1}-c_n &= r_n \\ \Rightarrow x(t)-\sum_{j=1}^{n} c_j &= r_n \end{aligned}.$$

(9) Операция заканчивается, когда остаток r_n содержит не больше, чем один экстремум.

Таким образом, сигнал может быть представлен как:

$$x(t)=\sum_{j=1}^{n} c_j(t)+r_n(t), \tag{1}$$

где $x(t)$ – сигнал, $c_j(t)$ – компоненты IMF $r_n(t)$ – остаток.

Одним из критических элементов в алгоритме EMD является критерий остановки. Обычно используются два критерия, предложенных Хуангом: SD-критерий сходимости типа Коши [2]

$$SD=\frac{\sum_{t=0}^{T}\left|h_{k-1}(t)-h_k(t)\right|^2}{\sum_{t=0}^{T}h_{k-1}^2(t)} \tag{2}$$

процесс отсеивания остановится, когда разность SD станет меньше, чем предварительно установленное значение. К сожалению, этот критерий никак не привязан ни к количеству экстремумов и нулевых пересечений, ни к симметрии огибающих – параметрам, лежащим в основе определения функции IMF. Чтобы исправить это обстоятельство, Хуанг и др. [10] предложили критерий *S*-номера. S-номер определяет количество последовательных итераций отсеивания, при которых число переходов через нуль и экстремумов равны или отличаются на единицу. Трудность состоит как раз в выборе номера S, который, очевидно, является специальным для каждого данного случая. С этой целью было использовано множество возможных выборов S-чисел для формирования ансамбля наборов IMF и был установлен эмпирический критерий: для оптимальных отсеиваний диапазон S-номеров должен быть установлен между 4 и 8.

Адаптивный фильтр на основе EMD и градиентного LMS-алгоритма

Основная задача адаптивной фильтрации состоит в устранении нестационарной помехи из нестационарного сигнала, т.е. фильтр постоянно адаптируется к изменяющимся характеристикам помехи и сигнала. Адаптивные алгоритмы регулируют коэффициенты цифрового фильтра таким образом, чтобы сигнал ошибки был минимизирован по некоторому критерию. На практике часто используют различные варианты градиентного алгоритма наименьшей среднеквадратической ошибки (LMS) и рекурсивного алгоритма наименьших квадратов (RLS). Оценка вычислительной сложности LMS-алгоритмов – $O(N) = 2N$ арифметических операций (сложений с умножениями), требуемых для выполнения одной итерации, сложность RLS-алгоритмов – $O(N^2)$, где N – количество весовых коэффициентов адаптивного фильтра. В этой связи для конструирования цифрового фильтра мы выбрали градиентный LMS-алгоритм Уидроу-Хоффа [11]. В этом алгоритме для минимизации среднеквадратической ошибки используют квадраты мгновенных значений ошибки $e(n)$:

$$e^2(n) = x^2(n) - 2x(n)\mathbf{f}^{\mathrm{T}}(n)\mathbf{w}(n) + \mathbf{w}^{\mathrm{T}}(n)\mathbf{f}^{\mathrm{T}}(n)\mathbf{w}(n), \tag{3}$$

где $\mathbf{f}(n)$ – вектор входных значений, а $\mathbf{w}(n)$ – весовой вектор.

Алгоритм LMS основан на методе наикратчайшего спуска, в котором новый весовой вектор $\mathbf{w}(n + 1)$ состоит из текущего весового вектора $\mathbf{w}(n)$ плюс поправка, равная градиенту квадрата ошибки $\nabla(n)$, взятому с обратным знаком:

$$\mathbf{w}(n + 1) = \mathbf{w}(n) - \mu\nabla(n). \tag{4}$$

Параметр μ – размер шага, определяет скорость сходимости алгоритма, т.е. количество необходимых коррекций для адаптации фильтра. Компоненты градиента $\nabla(n)$, аппроксимируемые частными производными мгновенной ошибки по весовым компонентам, можно получить, дифференцируя уравнение (3). В результате получим оценку градиента в виде:

$$\nabla(n) = -2e(n)\mathbf{f}(n). \tag{5}$$

Используя эту оценку вместо истинного градиента в (4), получим градиентный LMS-алгоритм Уидроу-Хоффа [11]:

$$\mathbf{w}(n + 1) = \mathbf{w}(n) + 2\mu e(n)\mathbf{f}(n).$$

Этот алгоритм очень простой и легко осуществим на практике. Несмотря на то, что он использует градиенты функций среднеквадратических ошибок, он не требует обработки операций возведения в квадрат, усреднения и дифференцирования, что делает его самым эффективным в отношении вычисления и потребности в памяти.

Текущие веса обновляются следующим образом:

(1). Инициализация весового коэффициента w и порядка фильтра N.

$$w(k) = 0,\ k = 1,2,3,\ldots N$$

(2). Вычисление выхода адаптивного фильтра. Умножаем каждый элемент в массиве коэффициентов фильтра на соответствующий элемент во вводимом массиве и все результаты суммируем.

$$y(k) = \sum_{k=0}^{N-1} w(k) f(k)$$

(3). Вычисляем ошибку простым вычитанием выхода адаптивного фильтра из ожидаемого сигнала.

$$e(k) = x(k) - y(k)$$

(4). Обновление коэффициентов фильтра.

$$w(k+1) = w(k) + 2\mu e(k)f(k)$$

Величина μ крайне важна для адаптивной фильтрации, поскольку она обусловливает скорость сходимости алгоритма, стабильность и точность конечного выхода. Обычно

$$0 < \mu < \frac{1}{NP},$$

где N и P – длина и средняя плотность мощности сигнала, соответственно [12].

Блок-схема адаптивного фильтра показана на рис. 1. С помощью алгоритма эмпирической модовой декомпозиции измеряемый сигнал разлагается на компоненты внутренних модовых функций $c_j(t)$, $j = 1, 2, 3,..., n$, частота которых убывает с ростом номера n до остатка r_n, содержащего не больше, чем один экстремум. С целью удаления дрейфа базовой линии опорный сигнал на входе в адаптивный LMS-фильтр следует формировать из данных значений остатка и низкочастотных значений $c_m(t)$, т.е. $f_m(t) = \sum_{j=m}^{n} c_j(t) + r_n(t)$, где $1 \le m \le n$.

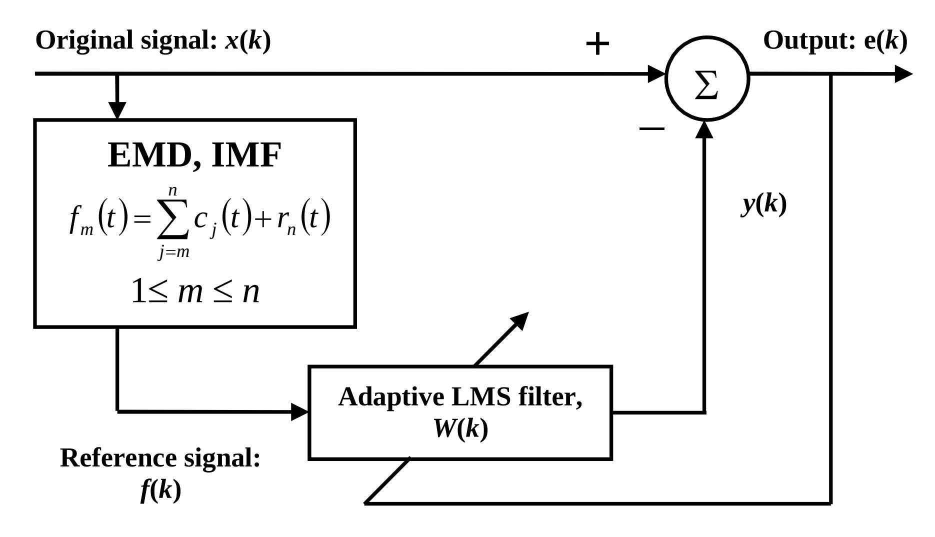


Рисунок 1 – Блок-схема адаптивного фильтра на основе градиентного LMS-алгоритма и алгоритма EMD-разложения на IMS-функции

Результаты измерений и обсуждения

Измерение внутричерепного давления (ВЧД) было проведено у пострадавших с тяжелой черепно-мозговой травмой (глубина коматозного состояния по шкале ком Глазго – менее 8 баллов), находящихся на лечении в отделении нейрореанимации Донецкого областного клинического территориального медицинского объединения (ДОКТМО). Измерения проводились с помощью жидкостно-заполненной системы катетер-тензометр прибора ВЧД мониторинга с измерительным модулем М3500Р (УкрЦЕНДИСИ НАН Украины, г. Киев) [13]. Системное программное обеспечение позволяет адресное обращение к измерительным модулям, введение информации к компьютеру, накопление и математическую обработку данных и их графическое изображение в течение мониторинга несколько суток непрерывно.

На рис. 2 и 3 представлены результаты удаления дрейфа базовой линии адаптивным фильтром на основе градиентного LMS-алгоритма, в котором опорный сигнал (рис. 2 (b)) сконструирован из остатка и низкочастотных компонент IMS (рис. 3), полученных с помощью алгоритма EMD разложения первоначального сигнала ВЧД (рис. 2 (a)).

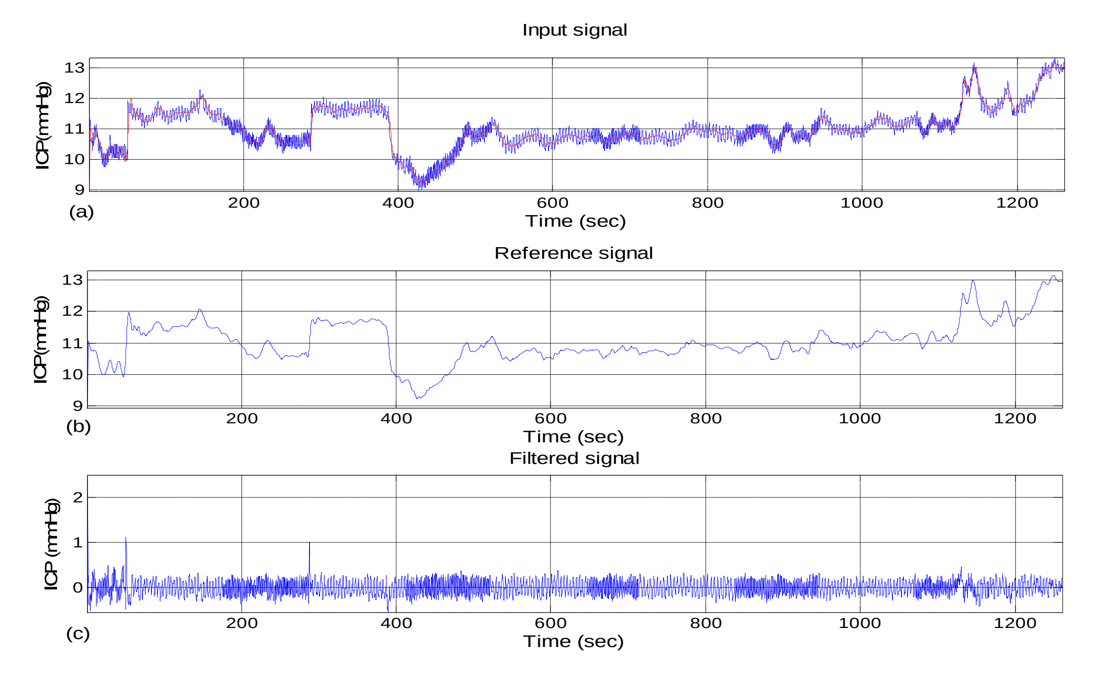


Рисунок 2 – Пример обработки медицинского сигнала ВЧД, полученного в клинике у больного С-ва: (a) – оригинальный ВЧД-сигнал; (b) – опорный сигнал $f_m(t)$ дрейфа базовой линии, сформированный из остатка r_n и низкочастотных компонент $c_m(t)$ IMF (рис. 3); (c) – отфильтрованный сигнал ВЧД

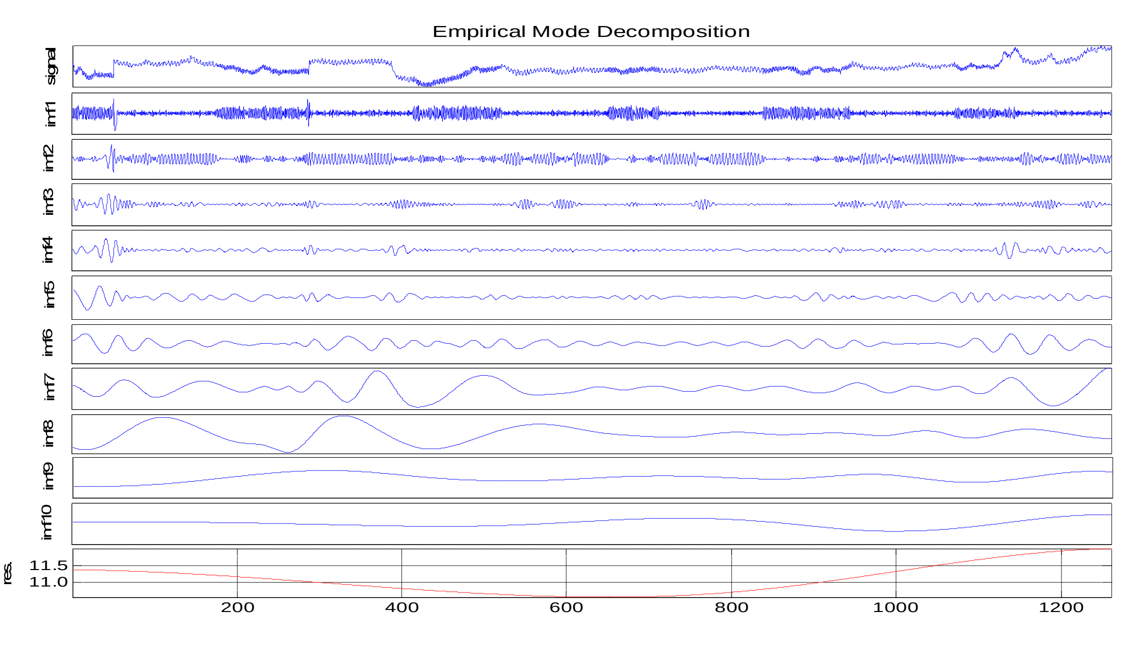


Рисунок 3 – Внутренние модовые функции IMFs и остаток ВЧД-сигнала

Показанный на рис. 2 (a) сигнал ВЧД представляет 20-минутный отрезок суточного мониторинга пациента С-ва с черепно-мозговой травмой в нейрохирургическом отделении ДОКТМО. Сигнал искажен дрейфом базовой линии и имеет частоту выборки 250 Гц. Как видно из рис. 3, разложение этого сигнала методом эмпирической модовой декомпозиции приводит к 10 компонентам внутренних модовых функций и одному компоненту остатка. Остаток является монотонной функцией, однако она не описывает дрейф ВЧД-сигнала, хотя ее можно расценить как часть этого дрейфа. Опорный сигнал

на рис. 2 (b) получен суммированием остатка *res*. и функций *Imf6* – *Imf10* из рис. 3. Такая конструкция опорного сигнала хорошо приближена к дрейфу базовой линии, что визуально подтверждает выход адаптивного фильтра на рис. 2 (с), где помеха базовой линии эффективно удалена.

Чтобы проверить работу предлагаемой конструкции адаптивного фильтра для другого типа медицинских сигналов, мы воспользовались базой данных PhysioNet [14] для получения данных ЭКГ в формате MATLAB. На рис. 4 показан фрагмент записи ЭКГ из файла mitdb/113 с частотой выборки 360 Гц. Для сравнения степени искажения оригинального сигнала ЭКГ в результате фильтрации дрейфа базовой линии, наряду с нашим фильтром, мы использовали широко распространенные методы: двухшаговой скользяще средней фильтрации (double-moving average), фильтр нижних частот нулевой фазы первого порядка (lowpass-IIR) и медианный фильтр (median filter).

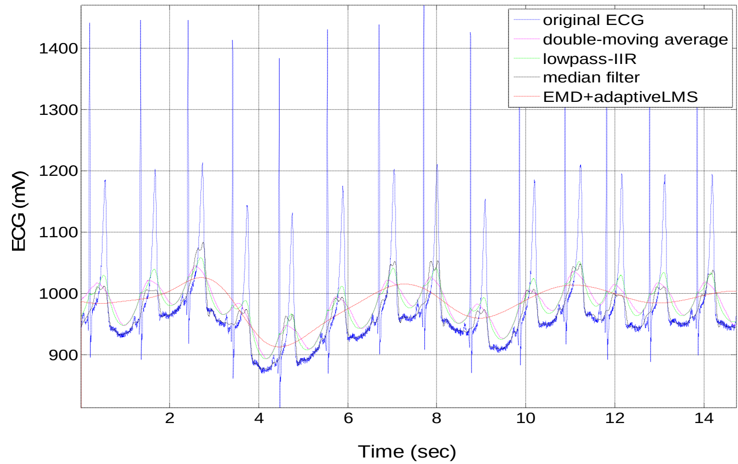


Рисунок 4 – Фрагмент оригинального сигнала ЭКГ и подгонка к дрейфу базовой линии различными методами фильтрования

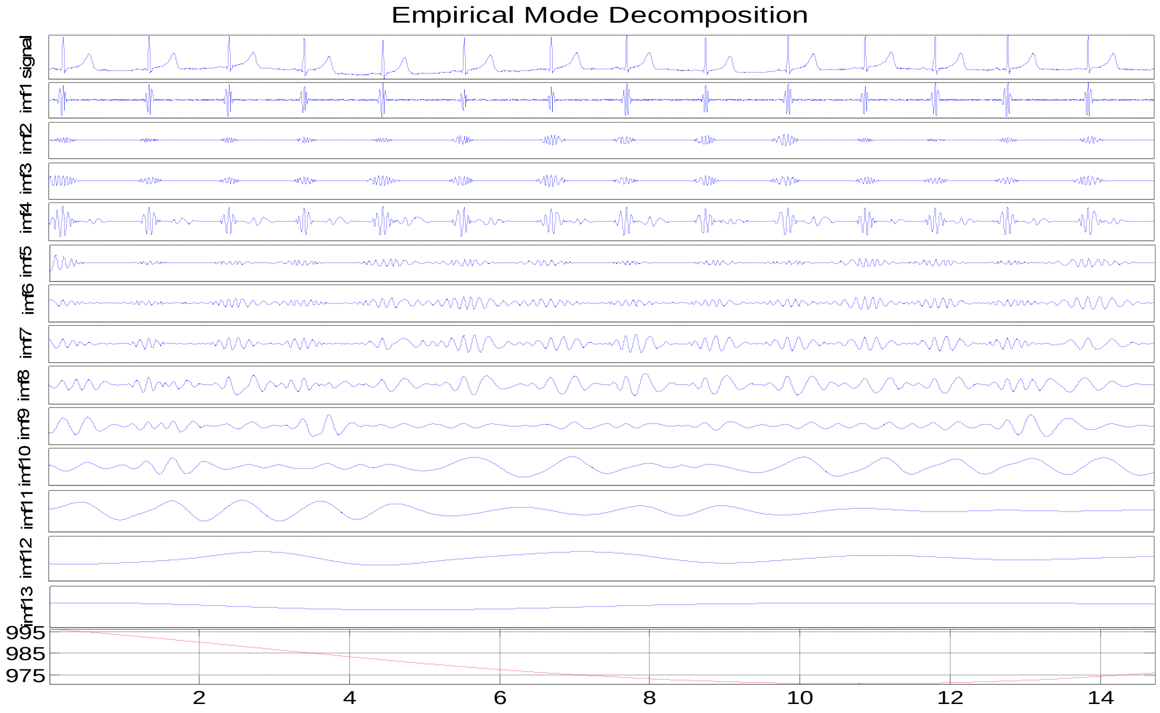


Рисунок 5 – Внутренние модовые функции IMFs и остаток ЭКГ-сигнала

На рис. 5 показано EMD-разложение сигнала ЭКГ на 13 функций IMF и остаток, который является монотонной функцией. Так же, как и в случае с сигналом ВЧД, для описания дрейфа базовой линии ЭКГ остатка недостаточно. Необходимо подключать

низкочастотные внутренние модовые функции. Красная линия на рис. 4, плавно повторяющая дрейф базовой линии, сконструирована из суммы остатка и двух функций *Imf13* и *imf12*. Она подается как опорный сигнал на адаптивный LMS-фильтр, и результат фильтрации показан на рис. 6, а в укрупненном масштабе – на рис. 7. На рис. 7 дополнительно показан оригинальный сигнал ЭКГ. Визуально оригинальный сигнал ЭКГ (синяя линия) довольно хорошо совпадает с отфильтрованным сигналом нашим фильтром – адаптивным фильтром с градиентным LMS-алгоритмом и EMD-разложением на IMS-функции (красная линия). Другие же фильтры – медианный (черная линия), нижних частот нулевой фазы первого порядка (зеленая линия) и двухшаговая скользяще средняя фильтрация (фиолетовая линия), несмотря на большую скорость обработки данных, все же показывают существенное искажение оригинального ЭКГ-сигнала.

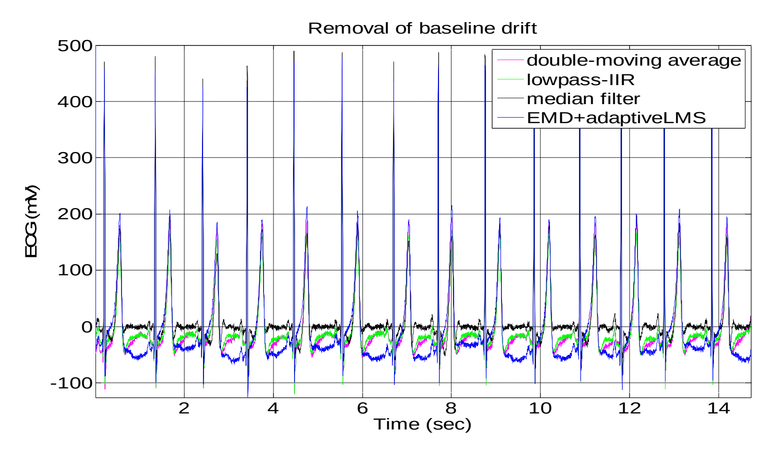


Рисунок 6 – Удаление дрейфа базовой линии сигнала ЭКГ (рис. 4) с помощью различных методов фильтрования

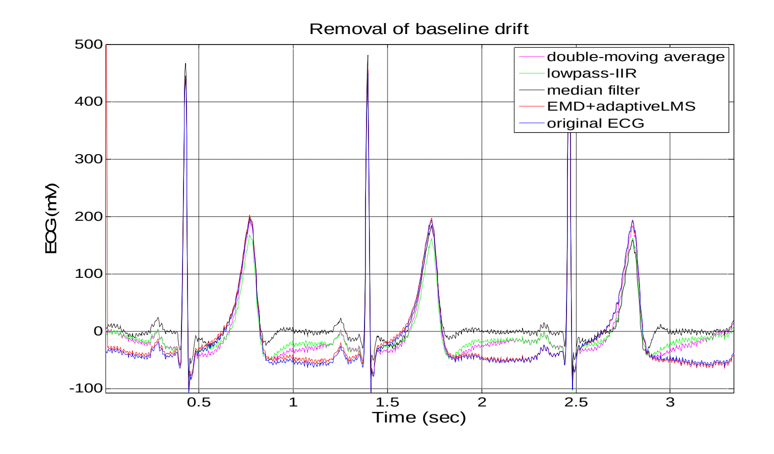


Рисунок 7 – Влияние различных методов фильтрования на степень искажения оригинального ЭКГ-сигнала

Выводы

В этой статье представлена новая методика фильтрования сигнала. Исследование сосредоточено на дрейфе базовых линий ВЧД и ЭКГ-сигналов. Удаление такой помехи является необходимым шагом предварительной обработки жизненно важных медицинских сигналов, чтобы усилить их характеристики для дальнейшего диагноза. Данная схема фильтрования, которая основана на методе EMD, проста и полностью управляемая данными. Адаптивная фильтрующая схема с градиентным LMS-алгоритмом основана на реконструкции опорного сигнала, используя IMF's, которые соответствуют самым важным структурам сигнала (низкочастотным модам). Метод не ис-

пользует предварительной обработки или постобработки и не требует никаких априорных оценок. Результаты, которые были получены для реальных сигналов ВЧД и ЭКГ, указывают, что данный метод эффективно удаляет дрейф базовой линии без искажения оригинального сигнала. Этот метод может также использоваться в реальной окружающей среде для фильтрации любых нелинейных и нестационарных сигналов.

Литература

1. Рангайан Р.М. Анализ биомедицинских сигналов. Практический подход / Рангайан Р.М.; [пер. с англ. под ред. А.П. Немирко]. – М. : ФИЗМАТЛИТ, 2007. – 440 с.
2. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis / N.E. Huang, Z. Shen, S.R. Long [et al.] // Proc. R. Soc. London, Ser. A. – 1998. – V. 454. – P. 903-995.
3. Karagiannis A. Noise-Assisted Data Processing With Empirical Mode Decomposition in Biomedical Signals / A. Karagiannis // IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine. – 2011. – V. 15. – №. 1. – P. 11-18.
4. Boutana D. Denoising and Characterization of Heart sound signals Using Optimal Intrinsic Mode Functions / D. Boutana, M. Benidir, B. Barkat // Proceedings of the 4th International Symposium on Applied Sciences in Biomedical and Communication Technologies. – New York, USA, 2011. – 10.1145/2093698.2093724.
5. Lin Chin-Feng. HHT-Based Time-Frequency Analysis Method for Biomedical Signal Applications / Chin-Feng Lin, Jin-De Zhu // Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part H: Journal of Engineering in Medicine. – 2012. – V. 226, № 3. – P. 208-216.
6. Boudraa A.-O. EMD-Based Signal Filtering / A.-O. Boudraa, J.-C. Cexus // IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement. – 2007. – V. 56, № 6. – P. 2196-2202.
7. Empirical mode decomposition applied to tissue artifact removal from respiratory signal / S. Liu, Q. He, R. X. Gao, P. Freedson // 30th Annual International IEEE EMBS Conference. – 2008. – P. 3624-3627. – Vancouver, British Columbia, Canada.
8. Artifact Removal for Intracranial Pressure Monitoring Signals: A Robust Solution with Signal Decomposition / M. Feng, L.Y. Loy, F. Zhang, C. Guan // Proceedings of 33rd International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. – 2011. – Boston, MA, USA.
9. Huang N.E. A new view of water waves - The Hilbert spectrum / N.E. Huang, Z. Shen, S.R. Long // Annu. Rev. Fluid Mech. –1999. – V. 31. – P. 417-457.
10. A confidence limit for empirical mode decomposition and Hilbert spectral analysis / N.E. Huang, M.C. Wu, S.R. Long [et al.] // Proc. R. Soc. London, Ser. A. – 2003. – V. 459. – P. 2317-2345.
11. Adaptive Noise Cancelling: Principles and Applications / B. Widrow, J.R. Glover, Jr., J.M. McCool [et al] // Proceedings of the IEEE. – 1975. – V. 63, № 12. – P. 1692-1716.
12. Haykin S. Adaptive Filter Theory, 4E / Haykin S. – Prentice Hall, Inc., 2002. – P. 748.S.
13. Нейрофизиологический мониторинг интенсивной терапии в остром периоде тяжелой черепно-мозговой травмы. Медицина неотложных состояний / В.И. Черний, Г.А. Городник, А.М. Кардаш [и др.] // Специализированный научно-практический журнал. – 2008. – № 2(15). – С. 72-76.
14. PhysioNet, http://www.physionet.org/cgi-bin/ATM/

Literatura

1. Rangajan R.M. Analiz biomedicinskih signalov. Prakticheskij podhod. M.: FIZMATLIT. 2007. 440 s.
2. Huang, N. E. Proc. R. Soc. London, Ser. A. 1998. V.454. P. 903-995.
3. Karagiannis A. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine. 2011. V. 15. № 1. P. 11-18.
4. Boutana D. Proceedings of the 4th International Symposium on Applied Sciences in Biomedical and Communication Technologies. 2011. New York, USA. 10.1145/2093698.2093724 .
5. Lin Chin-Feng. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part H: Journal of Engineering in Medicine. 2012. V. 226. № 3. P. 208-216.
6. Boudraa A.-O. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement. 2007. V. 56. № 6. P. 2196-2202.
7. Liu S. 30th Annual International IEEE EMBS Conference. Vancouver, British Columbia, Canada. 2008. P. 3624-3627.
8. Feng M. Proceedings of 33rd International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. 2011. Boston, MA, USA.
9. Huang N. E. Annu. Rev. Fluid Mech. 1999. V.31. P. 417-457.

10. Huang, N. E. Proc. R. Soc. London, Ser. A. 2003. V. 459. P. 2317-2345.
11. Widrow B. Proceedings of the IEEE. 1975. V. 63. № 12. P. 1692-1716.
12. Haykin S. Adaptive Filter Theory, 4E. Prentice Hall, Inc. 2002. 748 p.
13. Chernij V.I. Specializirovannyj nauchno-prakticheskij zhurnal. 2008. № 2(15). S. 72-76.
14. PhysioNet, http://www.physionet.org/cgi-bin/ATM/

RESUME

D.V. Drobotko, A.I. Shevchenko, V.F. Drobotko, I.V. Kachur

Adaptive Filtration of Baseline Wander of Non-stationary and Nonlinear Signals by Empirical Mode Decomposition

In recent years for data analysis of nonlinear and non-stationary processes effectively used empirical mode decomposition algorithms (EMD) and s Hilbert spectral analysis algorithms generally called Hilbert-Huang Transform (HHT). HHT data does not have false harmonic components (results of overlap linear properties on nonlinear systems) and non bounded by uncertainty relation (result of data analysis Fourier transform). In compare with classical Fourier analysis and wavelet algorithms, EMD has a very high extent of adaptation to processing various no stationary signals. Empirical mode decomposition allows any complicated signal to be decomposed into finite and a usually very small number of empirical modes - Intrinsic Mode Functions (IMFs), each containing information about the initial signal.

Quite recent papers to the question biomedical signal filtering, where regards the methodology of the EMD at the biomedical signal processing performance research, usage of the EMD algorithm for a noisy heart sound signal and electroencephalogram signal (EEG) characteristics definition. In particular, was suggested noisy white Gaussian noise signal filtering method, based on EMD decomposition and simple proposition that noise components in base contained in high-frequency components IMS, and filtered signal should be reconstructed of the lower frequency IMS components. Also EMD – method was used for detect and remove the artifacts from respiratory signals and intracranial pressure (ICP) signals.

The goal of that work is check of the effectiveness of the presented EMD-method and the Widrow-Hoff gradient LMS-method for the baseline wander removal at ICP and electrocardiogram (ECG) signals, and comparison of the suggested method with statistically direct algorithms. The removal of such interference is a very important step in the preprocessing stage of essential medical signals for getting desired signal for clinical diagnoses. At this article a new method signal filtering was presented, in which the reconstruction of the reference signal is conditioned by lower frequency IMFs. This method does not use any preprocessing and post processing, and does not require prior estimates. The proposed filtering scheme, as compared to the widely used of a two-stage moving-average filter, lowpass-IIR and median filters, showed the effective baseline wander removal of ICP and EKG of signals without distortion of their waveform signals.

Статья поступила в редакцию 03.07.2012.